画像と機械学習を用いた現場作業の稼働状況把握に向けた現場検証

株式会社大林組 正会員 〇山中 哲志

大林・佐藤・日本国土特定建設工事共同企業体 正会員 小俣 光弘

株式会社ランドログ 非会員 関川 祐市

1. はじめに

日本の全産業において人手不足が深刻化している.建設業においても人手不足の中で社会資本整備を維持すべく生産性の向上が謳われて久しい.昨今は,生産性向上を実現する技術の一つに「人工知能」(以下,AI:Artificial Intelligence)が注目されている.AIの構築に必要な機械学習では,様々な情報を与えて「学習」を行うことで我々が求める結果を出力する.与える情報としては,大きく分けて数値,音声・自然言語,画像があり,特に画像を用いた機械学習は,人間が物事を認識するプロセスに似た部分があり,建設生産における工程・品質・安全など関係者が視認して確認している事象を一部代替する可能性をもつ有用な手法である.自動車産業等においては,工場内で得られた画像から作業者の動線を見える化することで最適な機械配置を導き出すことや,車両に接近する人や物体を認識し,衝突を回避できる機能として活用されている.建設業においても画像内に映る所定のエリアへ近づく人物を検出し危険区域立入者への発報の実施やトンネル坑内への入退場頻度を計測する取り組みがなされている.しかし,現場の管理においては,人や機械がどのような作業を行っているか検出し、稼働状況を算出することで工程管理や施工数量に対する作業時間のいわゆる歩掛の算出に利用している事例は少ない.そこで,筆者らは現場において取得した画像をもとに機械学習を駆使し,歩掛を算出できるようにすべくまずは建設機械の稼働状況の把握が当該技術で可能か検証を実施した.

2. 検証の概要

検証の概要を以下に示す.

① 検証現場:川上ダム本体建設工事

② 対象工種:ダム土工(切土)

③ 検出する対象物:建設機械(表 1)

④ 算出される結果:機械の種類と作業内容,時間

- ⑤ 画像の取得方法:ネットワークカメラにて取得 した画像から1秒に1回画像を抽出
- ⑥ 検証期間:第1回2019年1月~2019年3月
- ⑦ 撮影距離(対象物まで):約200m~150m

今回は、1日の作業をカメラで撮影し、機械とその作業状況(作業内容と時間)を紐付け、バーチャート出力することで1日の作業状況の見える化を検証した.

検出結果は図2のようにラベルが付与された機械が 映る画像とリンクする稼働状況を表したバーチャー トで示される.

表 1 検出対象の重機

規格	台数	備考
2.0m3バックホウ	3	1台はブレーカ付き
1.4m3バックホウ	2	
0.7m3バックホウ	2	
40t重ダンプ	3	アーティキュレート
40tブルドーザ	1	

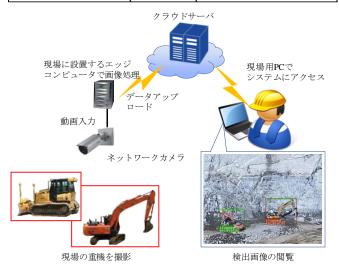


図 1 システム構成図

キーワード AI, 機械学習, 画像, 生産性向上

連絡先: 東京都港区港南 2-15-2 品川インターシティ B 棟 株式会社大林組 TEL: 03-5769-1253

3. 結果

システムを利用して機械の種類とその作業稼働 状況把握について検証した.その結果,検証期間 において機械とその作業内容を検出できることを 確認した.システムによって個別の機械を正確に 検出できたかを検出率として定義し,その結果を 図3に示す.サイズや形状の違いで結果を比較す るために機械は,2.0m³,0.7m³のBHおよび40t ブルドーザを選んだ.結果は,0.7m³BHにおいて 概ね60%以上の検出をする事ができ,80%以上の 高い精度で検出できたケースもあった.2.0m³BH については,0.7m³ 比べてばらつきが大きい結果 となったが,おおむね60%以上の検出が可能であった.

ブルドーザにおいては、かなりばらつきが大きい結果となった。システム側で画像処理をする際に周辺の環境色と機械の色の差異が小さいときに検出率の低下を招いていると考えられる。

稼働状況の把握についてシステムでの検出と実作業時間の比較を行った. 図 4 に 2.0m³BH を例とした結果を示す. 作業時間には大きな差はないが、積込時間と停止時間が逆転していることがわかる. これは、被写体の画像内に映る画素数が少なく、BH のように旋回による方向の変化やアーム動作時の変化を明確に検出できなかったためと考えられる.

4. まとめ

今回の検証では、現場のカメラから対象物まで 200m 程度と遠方からの撮影を試み、個別の建設 機械が検出できることが分かった.

機械の検出率は60%以上を確保することができ、 各種機械を認識できたと言える. また, 作業内容



図 2 検出画像とリンクする作業内容のバーチャート

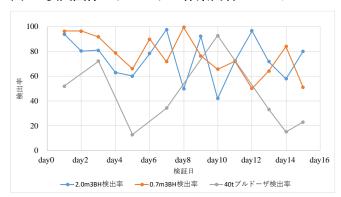


図 3 システムによる機械の検出率

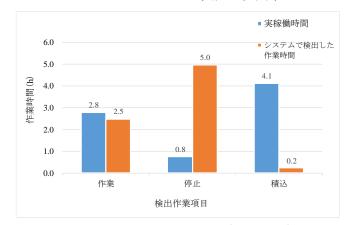


図 4 作業項目別の時間比較(2.0m³BH)

検出とその時間の算出について検証したが、実稼働と大きな差異が出たため、撮影距離の見直しや今回のような粗い画像で学習をすることで精度の向上を図る.

画像と機械学習を利用したシステムは、機械および作業内容の検出精度や同じ重機の再検出(同定処理)にはまだ改善の余地があるものの、現場の稼働状況を把握し適正な台数、機械配置の検討で有効に活用できるツールに成り得ると考える。屋外かつ広範囲を撮影する必要がある土木現場ならではの課題も確認することができた。今後は、教師データの収集、サンプリングの改善、天候など外的要因への対応性能向上および、複数台のカメラ連携を行うことで精度の高いシステム構築し、現場の生産性向上に寄与する開発を進める。

参考文献

藤武 将人, 吉見 卓:部位の組み合わせ学習による現場画像からの重機の種別推定システムの改良 ロボ ティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2017, p.2P1-G06